Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi

Aldi Ardianto1 , Devi Fitrianah2

*Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana, Jakarta*

41514010063@student.mercubuana.ac.id¹ , devi.fitrianah@mercubuana.ac.id²

Abstrak

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan rekomendasi trend penjualan barang ATK pada sebuah toko dari CV. Fajar Sukses Abadi. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu teknik association rule yang digunakan untuk analisa keranjang belanja. dengan menggunakan teknik association rule menghasilkan suatu aturan asosiasi antara produk – produk yang dijual secara bersamaan dalam satu transaksi. Hasil yang dicapai dalam penelitian ini menggunakan minimum support 2% dan minimum confidence 70% mendapatkan 4 aturan asosiasi yaitu jika membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu maka akan membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen , jika membeli sticker biru sunfix maka akan membeli sticker putih sunfix, jika membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen dan buku folio aa isi 100 lbr maka akan membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu, jika membeli steples maka akan membeli isi stepler no 10 max.

***Kata Kunci****:* Data Mining, Algoritma FP-Growth, Association Rule, RapidMiner, ATK

**1. PENDAHULUAN**

ATK ( Alat Tulis Kantor) adalah salah satu kebutuhan yang sangat diperlukan oleh suatu perusahaan atau perkantoran. Tidak tersedianya persediaan atk akan menghambat aktifitas di dalam perusahaan tersebut. CV Fajar Sukses Abadi adalah perusahaan yang bergerak di bidang penjualan barang yaitu alat tulis kantor seperti kertas hvs, map, post it, pulpen, dan lain lain. Sampai saat ini CV Fajar Sukses Abadi mempunyai banyak data transaksi yang tidak dimanfaatkan dan hanya di simpan di dalam basis data. Dibutuhkan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah data tersebut menjadi sebuah informasi berharga atau pengetahuan yang bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Suatu teknologi yang dapat digunakan untuk mewujudkannya adalah data mining. Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Metode teknologi data mining yang dapat di gunakan dalam data transaksi tersebut adalah metode asosiasi atau association rule mining. Di dalam bidang usaha retail metode association rule mining ini lebih dikenal dengan istilah analisa keranjang belanja (market basket analysis).

Dalam penelitian ini penulis menggunakan algoritma FP-Growth, Algoritma ini digunakan untuk membentuk frequent itemset yang nantinya akan menjadi aturan asosiasi yang dihasilkan market basket analisis dengan menggunakan alat bantu perangkat lunak RapidMiner. Hasil penelitian ini yang berupa aturan asosiai yang dapat memberikan informasi trend penjualan ATK sehingga bermanfaat untuk perusahaan sebagai pengambilan keputusan penjualan yang akan datang.

**2. Studi Terkait**

* 1. **Algoritma FP-Growth**

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data[1][2][3][4]. Pada algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree, yang biasa disebut FP-Tree, dalam pencarian frequent itemsets bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan pada algoritma Apriori[4]. Dengan menggunakan FP-tree, algoritma FP-Growth dapat langsung memperoleh frequent itemsets[5], Sehingga algoritma FP-Growth menjadi lebih cepat daripada algoritma Apriori[1][4].

Pada penentuan frequent itemset terdapat 2 tahap proses yang dilakukan yaitu: pembuatan FP-tree dan penerapan algoritma FP-Growth untuk menemukan frequent itemset. Struktur data yang digunakan untuk mencari frequent itemset dengan algoritma FP-Growth adalah perluasan dari penggunaan sebuah pohon prefix, yang biasa disebut adalah FP-tree[3]. Dengan menggunakan FP-tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak frequent itemset dari FP-tree yang telah terbentuk dengan menggunakan prinsip divide and conquer[3][6][7].

Dalam penerapan penggunaan algoritma FP-Growth pada penelitian sebelumnya digunakan untuk menentuan tata letak barang sebagai strategi bisnis meningkatkan penjualan pada bisnis retail [8], aplikasi prediksi persedian sepeda motor [3], untuk menentukan cross-selling produk[9] dan masih banyak yang lainnya.

* 1. **Penerapan Algoritma FP-Growth**

Penggalian frequent itemset dengan menggunakan algoritma FP-Growth dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut dengan FP-Tree. FP-tree merupakan struktur penyimpanan data yang dimampatkan. FP-tree dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam FP-tree[3]. Metode Algoritma FP-Growth dibagi menjadi tiga langkah utama[1][6], yaitu :

1. Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base

Conditional Pattern Base merupakan subdatabase yang berisi prefix path (lintasan prefix) dan suffix pattern (pola akhiran). Pembangkitan conditional pattern base didapatkan melalui FP-tree yang telah dibangun sebelumnya.

1. Tahap Pembangkitan Conditional FP-tree

Pada tahap ini, support count dari setiap item pada setiap conditional pattern base dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah support count lebih besar sama dengan minimum support count akan dibangkitkan dengan conditional FPtree.

1. Tahap Pencarian frequent itemset

Apabila Conditional FP-tree merupakan lintasan tunggal (single path), maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item untuk setiap conditional FP-tree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-Growth secara rekursif.

* 1. **Association Rule**

Association rule merupakan sutu proses pada data mining untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk support (minsup) dan confidence (minconf) pada sebuah database. Kedua syarat tersebut akan digunakan untuk interesting association rules dengan dibandingkaan dengan batasan yang telah ditentukan, yaitu minsup dan minconf[10][11].

Association Rule Mining adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu dataset. Dimulai dengan mencari frequen itemset, yaitu kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu itemset dan harus memenuhi minsup[12][13].

* + 1. **Support**

Support dari suatu association rule adalah presentasi kombinasi item tersebut dalam database, dimana jika mempunyai item A dan item B maka support adalah proporsi dari transaksi dalam database yang mengandung A dan B. Rumus untuk menghitung nilai support dari dua item tersebut adalah sebagai berikut:

Support (A,B) = P( A ∩ B ) Jumlah transaksi yang mengandung A dan B [14]

 Total transaksi

* + 1. **Confidence**

Confidence dari association rule adalah ukuran ketepatan suatu rule, yaitu presentasi transaksi dalam database yang mengandung A dan mengandung B. Dengan adanya confidence kita dapat mengukur kuatnya hubungan antar-item dalam association rule. Rumus untuk menghitung nilai confidence dari dua item tersebut adalalah sebagai berikut:

Confidence(A→B)= P(A|B) = Jumlah transaksi yang mengandung A dan B [15][16]

 Jumlah transaksi yang mengandung A

* + 1. **Lift Ratio**

Lift ratio adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosisasi (association rule) yang telah terbentuk. Nilai lift ratio biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid[16]. Untuk menghitung lift ratio digunakam rumus sebagai berikut:

Lift ratio = Confidence (A, B) [16]

 Benchmark Confidence (A,B)

Untuk mendapatkan nilai benchmark confidence sendiri dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut :

Benchmark Confidence = NC

 N

Keterangan:

Nc = jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequent

N = jumlah transaksi basis data

**3. Metode penelitian**

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian seperti yang ditunjukan pada gambar 1 berikut:

Pengumpulan Data

Pra Proses Data

Penerapan Algoritma FP-Growth

Evaluasi

Gambar 9 Metode Penelitian.

* 1. **Pengumpulan Data**

Pengumpulan data dilakukan dengan cara meminta data transaksi penjualan atk CV Fajar Sukses Abadi dari bulan Desember 2017 sampai Maret 2018. Data transaksi tersebut memiliki atribut ID,Tanggal, Kode Barang, Nama Barang , Kode Satuan , Jumlah , Harga, Total. Jumlah data yang digunakan adalah 538 transaksi data transaksi dari bulan Desember 2017 sampai Maret 2018.

.

Tabel 1 Data transaksi penjualan

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ID | Tanggal | Kode Barang | Nama Barang | Satuan | Jumlah | Harga | Total |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000008 | BATU BATTERAY MERK ABC KECIL | PCS  | 48 | 1750 | 84000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000143 | BATU BATTERAY MERK ALKALINE AA | PCS  | 60 | 3750 | 225000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000023 | IMPRABOARD WARNA PUTIH uk 100X150 CM 3 ml | LBR  | 10 | 60000 | 600000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000025 | ISI CUTTER | TUBE  | 30 | 1950 | 58500 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000149 | KERTAS HVS 70 GRM F4 | RIM  | 15 | 31000 | 465000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000039 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ) | PCS  | 100 | 13950 | 1395000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000111 | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | PCS  | 48 | 2500 | 120000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000050 | POS IT BESAR 654 3M | BKS  | 60 | 8250 | 495000 |
| 00001 | 03/12/2017 | 0103000140 | TINTA STEMPEL BIRU INK 50 CC | BTL  | 10 | 18000 | 180000 |
| 00002 | 03/12/2017 | 0103000008 | BATU BATTERAY MERK ABC KECIL | PCS  | 48 | 1800 | 86400 |
| 00002 | 03/12/2017 | 0103000143 | BATU BATTERAY MERK ALKALINE AA | PCS  | 60 | 4500 | 270000 |
| 00002 | 03/12/2017 | 0103000013 | BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | BK  | 30 | 16000 | 480000 |
| 00002 | 03/12/2017 | 0103000033 | LAKBAN BENING 2'' DAIMARU | ROLL  | 24 | 7600 | 182400 |
| ….. | ….. | ….. | ….. | ….. | ….. | ….. | ….. |
| 00535 | 29/03/2018 | 0103000039 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ) | PCS  | 18 | 13950 | 251100 |

* 1. **Pra Proses Data**
* Seleksi Data

Pemilihan atribut yang akan digunakan dalam proses mencari frequent itemset. Atribut yang digunakan adalah ID, Nama Barang .

* Transformasi data

Data transaksi diubah seperti pada table 2, baris yang paling atas adalah item yang dijual yang di inisialkan dengan alphabet, dan baris selanjutnya adalah transaksi pembelian dari masing masing id transaksi. Dimana nilai 1 melambangkan item dibeli dalam transaksi . Sedangkan nilai 0 melambangkan item tidak terbeli atau tidak ada dalam transaksi tersebut.

Tabel 2 Hasil transformasi data

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ID | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | .. | CX | CY | CZ | DA | DB |
| 00001 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | .. | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 00002 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | .. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 00003 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | .. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 00004 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | .. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 00012 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | .. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 00013 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | .. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. |
| .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. |
| 00535 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | .. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

* Penerapan Algoritma FP-Growth

Penerapan Algoritma dilakukan dengan bantuan aplikasi RapidMiner studio versi 8.1 . lihat pada gambar 2 berikut:



Gambar 10 Model dengan RapidMiner

* Retrieve Fix

Operator ini digunakan untuk memasukan data yang sudah melewati tahap praproses untuk diolah dengan model pada RapidMiner.

* Numerical to Binominal

Operator ini digunakan untuk memproses data yang sudah di masukan dalam operator retrieve fix. Data yang akan dirubah adalah nilai pada item yang terdapat dalam suatu transaksi menjadi 2 nilai yaitu TRUE atau FALSE.

* FP-Growth

Operator ini digunakan untuk menghasilkan frequent item set yang akan digunakan oleh operator berikutnya untuk dibuat aturan asosiasi dengan menentukan nilai support dari data transaksi yang sudah dimasukan pada model.

* Create Assosiasion Rule

Operator ini digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi dengan menentukan minimal Confidence dari item atau itemset dari data transaksi yang sudah di masukan pada model .

* 1. **Evaluasi**
		1. **Frequent Itemset**

Berdasarkan table 3, dapat dilihat jumlah Frequent Item set yang dihasilkan oleh beberapa minimum support.

Tabel 3 Table jumlah frequent itemset

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  MinsuppItem Set | 1% | 2% | 3% | 4% | 5% | 6% | 7% |
| 2 | 67 | 14 | 4 | 3 | 2 | 1 | 0 |
| 3 | 14 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Dapat disimpulkan Frequent itemset terbanyak yang dihasilkan dari data tersebut menggunakan data transaksi tersebut dengan nilai minimum support 1% kebawah, dengan nilai 7% keatas tidak menghasilkan frequent itemset. Berikut hasil rincian hasil frequent itemset yang di diapat dengan nilai minimum support pada table 3 diatas :

Tabel 4 Frequent Itemset Minsupp 1%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| itemset | Frequent Itemset | support |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), KERTAS HVS 70 GRM A4 | 0.021 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), CONTINOUS FORM 1 PLY 2000 LBR | 0.011 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), POS IT KECIL 653 3M | 0.021 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), ISI CUTTER | 0.011 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), SPIDOL HITAM ARTLINE 500 | 0.011 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), BATU BATTERAY MERK ALKALIN AAA 1.5 V U/ AC | 0.011 |
| …. | …………………………………………………………………………………………………. | …. |
| …. | …………………………………………………………………………………………………. | …. |
| 3 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | 0.022 |
| 3 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU, FILE BOX IMCO | 0.011 |
| 3 | KERTAS HVS 70 GRM A4, POS IT KECIL 653 3M, POS IT BESAR 654 3M | 0.013 |
| 3 | KERTAS HVS 70 GRM A4, POS IT KECIL 653 3M, STOP MAP BUSINES FILE DAICHI FILEX | 0.015 |
| 3 | ISI STEPLER NO 10 MAX, PENSIL 2B STAEDTLER 100, STEPLES | 0.011 |
| 3 | ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES, CUTTER | 0.011 |
| 3 | POS IT BESAR 654 3M, MAP TRANSPARAN ( CLEAR HOLDER ), AMPLOP COKLAT FOLIO | 0.011 |
| 3 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGHAPUS PENCIL STADLER, Rautan pensil | 0.013 |
| 3 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGHAPUS PENCIL STADLER, Kotak Pensil | 0.011 |
| 3 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Buku tulis | 0.015 |
| 3 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Kotak Pensil | 0.011 |
| 3 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGGARIS, Kotak Pensil | 0.011 |
| 3 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Buku tulis, Kotak Pensil | 0.013 |
| 3 | Rautan pensil, Buku tulis, Kotak Pensil | 0.013 |
| 4 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Buku tulis, Kotak Pensil | 0.011 |

Tabel 5 Frequent Itemset Minsupp 2%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| itemset | Frequent Itemset | support |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), KERTAS HVS 70 GRM A4 | 0.021 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), POS IT KECIL 653 3M | 0.021 |
| 2 | ODNER GOBI 8401 F ( BESAR ), ODNER FOLIO SMALL GB 8402 F GOBI | 0.021 |
| 2 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.069 |
| 2 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | 0.026 |
| 2 | KERTAS HVS 70 GRM A4, POS IT KECIL 653 3M | 0.024 |
| 2 | KERTAS HVS 70 GRM A4, STOP MAP BUSINES FILE DAICHI FILEX | 0.022 |
| 2 | BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | 0.037 |
| 2 | ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES | 0.051 |
| 2 | POS IT KECIL 653 3M, POS IT BESAR 654 3M | 0.022 |
| 2 | POS IT KECIL 653 3M, AMPLOP COKLAT FOLIO | 0.021 |
| 2 | BATU BATTERAY MERK ALKALINE AA, BATU BATTERAY MERK ABC KECIL | 0.043 |
| 2 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil | 0.024 |
| 2 | STICKER PUTIH SUNFIX, STICKER BIRU SUNFIX | 0.021 |
| 3 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | 0.022 |

Tabel 6 Frequent Itemset Minsupp 3%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| itemset | Frequent Itemset | support |
| 2 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.069 |
| 2 | BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | 0.037 |
| 2 | ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES | 0.051 |
| 2 | BATU BATTERAY MERK ALKALINE AA, BATU BATTERAY MERK ABC KECIL | 0.043 |

Tabel 7 Frequent Itemset Minsupp 4%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| itemset | Frequent Itemset | support |
| 2 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.069 |
| 2 | ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES | 0.051 |
| 2 | BATU BATTERAY MERK ALKALINE AA, BATU BATTERAY MERK ABC KECIL | 0.043 |

Tabel 8 Frequent Itemset Minsupp 5%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| itemset | Frequent Itemset | support |
| 2 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.069 |
| 2 | ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES | 0.051 |

Tabel 9 Frequent Itemset Minsupp 6%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| itemset | Frequent Itemset | support |
| 2 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.069 |

* + 1. **Association Rule**

Berdasarkan table 10, dapat dilihat jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan oleh minimum support dan minimum confidence yang digunakan.

Table 10. Jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  MinsupMinconf | 1% | 2% | 3% | 4% | 5% | 6% | 7% |
| 70% | 46 | 4 | 2 | 2 | 2 | 1 | 0 |
| 80% | 28 | 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 90% | 12 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |

Pada setiap pertambahan nilai minimum support dan minimum confidence yang diujikan terlihat rule yang terbentuk semakin berkurang. Pada minum support 7% dapat dilihat tidak menghasilkan satupun aturan asosiasi. dikarnakan nilai confidence dari frequent itemset yang di bangkitkan tidak memenuhi syarat minum confidence. Pada pengujian ini dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai minimum support dan nilai minimum confidence yang digunakan akan mendapatkan jumlah rule yang semakin sedikit. Berikut rincian pembangkitan aturan asosiasi dengan nilai minimum support dan minimum confidence paling rendah pada table 10 :

Table 11. Table data Aturan Asosiasi

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Premise | Conclusion | Support | Confidence | Lift |
| 1 | PITA EPSON LX 310 | PITA PRINTER EPSON LX-300 8750 17.7 mtr/58.0 feet | 0.011235955 | 0.75 | 33.375 |
| 2 | ISI STEPLER NO 10 MAX, PENSIL 2B STAEDTLER 100 | STEPLES | 0.011235955 | 0.75 | 13.81034483 |
| 3 | POS IT BESAR 654 3M, AMPLOP COKLAT FOLIO | MAP TRANSPARAN ( CLEAR HOLDER ) | 0.011235955 | 0.75 | 12.13636364 |
| 4 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Buku tulis | Kotak Pensil | 0.011235955 | 0.75 | 40.05 |
| 5 | Buku tulis, Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil | 0.011235955 | 0.75 | 30.80769231 |
| 6 | MAP TRANSPARAN ( CLEAR HOLDER ), AMPLOP COKLAT FOLIO | POS IT BESAR 654 3M | 0.011235955 | 0.857142857 | 12.04511278 |
| 7 | Rautan pensil, Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | 0.011235955 | 0.857142857 | 14.76497696 |
| 8 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGGARIS | Kotak Pensil | 0.011235955 | 0.857142857 | 45.77142857 |
| 9 | PENGGARIS , Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | 0.011235955 | 0.857142857 | 14.76497696 |
| 10 | Rautan pensil, Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Buku tulis | 0.011235955 | 0.857142857 | 45.77142857 |
| 11 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Buku tulis, Kotak Pensil | Rautan pensil | 0.011235955 | 0.857142857 | 22.88571429 |
| 12 | Rautan pensil, Buku tulis, Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | 0.011235955 | 0.857142857 | 14.76497696 |
| 13 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, FILE BOX IMCO | BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.011235955 | 1 | 10.47058824 |
| 14 | BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU, FILE BOX IMCO | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN | 0.011235955 | 1 | 9.535714286 |
| 15 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, STEPLES | ISI STEPLER NO 10 MAX | 0.011235955 | 1 | 10.89795918 |
| 16 | ISI STEPLER NO 10 MAX, CUTTER | STEPLES | 0.011235955 | 1 | 18.4137931 |
| 17 | STEPLES, CUTTER | ISI STEPLER NO 10 MAX | 0.011235955 | 1 | 10.89795918 |
| 18 | PENGHAPUS PENCIL STADLER, Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | 0.011235955 | 1 | 17.22580645 |
| 19 | PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Kotak Pensil | Buku tulis | 0.011235955 | 1 | 48.54545455 |
| 28 | Rautan pensil, Buku tulis | Kotak Pensil | 0.013108614 | 0.777777778 | 41.53333333 |
| … | ………………………….......... | …………………………... | ……………... | ……………. | ……………. |
| … | ………………………………... | …………………………... | ……………... | ……………. | ……………. |
| 40 | Buku tulis | Rautan pensil | 0.016853933 | 0.818181818 | 21.84545455 |
| 41 | Kotak Pensil | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | 0.016853933 | 0.9 | 15.50322581 |
| 42 | Buku tulis | PENSIL 2B STAEDTLER 100 | 0.018726592 | 0.909090909 | 15.65982405 |
| 43 | STICKER BIRU SUNFIX | STICKER PUTIH SUNFIX | 0.020599251 | 0.785714286 | 20.97857143 |
| 44 | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR | BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | 0.02247191 | 0.857142857 | 8.974789916 |
| 45 | STEPLES | ISI STEPLER NO 10 MAX | 0.050561798 | 0.931034483 | 10.14637579 |
| 46 | BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU | TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN | 0.06928839 | 0.725490196 | 6.918067227 |

**4. Hasil**

Hasil rule yang digunakan untuk mengetahui informasi trend penjualan yang akan datang menggunakan minimum support 2% dan minimum confidence 70% yang menghasilkan 4 aturan asosiasi. Aturan asosiasi yang dihasilkan sebagai berikut :



Gambar 11 Aturan asosiasi

Hasil aturan asosiasi di atas dengan nilai minimum confidence 0.70 dapat diketahui bahwa konsumen jika membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu maka akan membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen dengan nilai lift 6.9, jika membeli sticker biru sunfix maka akan membeli sticker putih sunfix dengan nilai lift 20.9, jika membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen dan buku folio aa isi 100 lbr maka akan membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu dengan nilai lift 8.9, jika membeli steples maka akan membeli isi stepler no 10 max dengan nilai lift 10.

Lift ratio dari aturan asosiasi tersebut semua bernilai lebih besar dari 1 (lift ratio > 1). Hal ini menunjukan bahwa semua rule yang dihasilkan bersifat kuat dan valid untuk digunakan dalam prediksi trend penjualan yang akan datang.

**5. kesimpulan DAN SARAN**

Kesimpulan dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Penerapan Algoritma FP-Growth berhasil diimplementasikan pada data transaksi CV. Fajar Sukses Abadi dilihat dari hasil aturan yang di dapat.
2. Terdapat hasil aturan asosiasi yang dapat di gunakan untuk rekomendasi trend penjualan yang akan datang.
3. Semakin tinggi nilai minimum support & nilai minimum confidence akan menghasilkan rule yang sedikit.
4. Aturan asosiasi yang terbaik dengan support 5% dan confidence 93% yaitu jika membeli steples maka akan membeli isi stepler no 10 max dengan nilai lift 10.

Saran untuk penelitian yang akan datang:

1. Lebih banyak data transaksi & variasi item yang di gunakan guna untuk mendapatkan hasil yang memuaskan.
2. Dibuatkan aplikasi berbasis web / desktop agar pengolahan data dapat diproses tanpa harus menggunakan aplikasi rapidminer.
3. Menggunakan Algoritma data mining yang lain sehingga dapat menentukan algoritma yang efektif dan efisien

dAFTAR pUSTAKA

[1] D. Samuel, “Penerapan Stuktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset,” p. 6, 2008.

[2] F. T. Raharjo, T. S. Yanti, and A. Kudus, “Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma FP-Growth ( Kasus Data Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Islam Bandung ) itemsets dari data peminjaman buku di Perpustakaan Universitas Islam berdasarkan ukuran lift ratio dari data peminjaman buku di,” pp. 93–100.

[3] Ririanti, “Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Aplikasi Prediksi Persediaan Sepeda Motor ( Studi Kasus Pt . Pilar Deli Labumas ),” *Pelia Inform. Budi Darma*, vol. VI, no. 1, pp. 139–144, 2014.

[4] Erwin, “Analisis Market Basket Dengan Algoritma,” *J. Generic*, vol. 4, pp. 26–30, 2009.

[5] A. Ikhwan, D. Nofriansyah, and Sriani, “Penerapan Data Mining dengan Algoritma Fp-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan ( Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma ),” *Saintikom*, vol. 14, no. 3, pp. 211–226, 2015.

[6] N. F. Nur Rohman Ardani, “Sistem Rekomendasi Pemesanan Sparepart Dengan Algoritma Fp-Growth,” pp. 6–7, 2016.

[7] A. S. A. Alghamdi, “Efficient Implementation of FP Growth Algorithm-Data Mining on Medical Data,” *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 11, no. 12, pp. 7–16, 2011.

[8] K. Sumangkut, A. Lumenta, and V. Tulenan, “Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth,” *Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 52–56, 2016.

[9] F. A. Priyana and A. Kardianawati, “DATA MINING ASOSIASI UNTUK MENENTUKAN CROSS-SELLING PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN-GROWTH PADA KOPERASI KARYAWAN PT . PHAPROS SEMARANG Sistem informasi yang terkomputerisasi organisasi dalam mengumpulkan berbagai data dalam suatu basis data,” *Ilmu Komput.*, pp. 1–7.

[10] F. Fatihatul, A. Setiawan, and R. Rosadi, “Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Market Basket Analysis,” pp. 1–8, 2011.

[11] F. Rumaisa and M. Kom, “Penentuan Association Rule Pada Pemilihan Program Studi Kasus Pada Universitas Widyatama Bandung,” *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, vol. 1, no. Snati, pp. 15–16, 2012.

[12] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. E. M. A, “PENERAPAN METODE ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA APLIKASI ANALISA POLA BELANJA KONSUMEN ( Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro ),” *J. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 120–127, 2016.

[13] S. Sidhu, “FP Growth Algorithm Implementation,” vol. 93, no. 8, pp. 6–10, 2014.

[14] G. Gunadi and D. I. Sensuse, “Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth ( Fp-Growth ) :,” *Telematika*, vol. 4, no. 1, pp. 118–132, 2012.

[15] Raorane AA, Kulkarni RV, and Jitkar BD, “Association Rule – Extracting Knowledge Using Market Basket Analysis,” *Res. J. Recent Sci. Feb. Res.J.Recent Sci*, vol. 1, no. 2, pp. 19–27, 2012.

[16] M. Fauzy, K. R. Saleh W, and I. Asror, “Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung,” *J. Ilm. Teknol. Inf. Terap.*, vol. 13, no. 2, pp. 115–124, 2014.